

# Weekly Report

June 25, 2017

## 1 Work

本周了解了RNN背后的原理以及对参数进行更新的方法（对目标函数的梯度求导方法），具体内容在<https://www.zybuluo.com/hanbingtao/note/541458>，文章中对于每一步讲解非常详细。同时，这周在高维数据投影方面，对于一些数据集进行了更新，最终投影效果还不错，但是在kNN graph建立的过程加速不够明显，这可能是因为我们无法完全采用EFANNA的导致。

## 2 Dimension Reduction

本周在两个数据集上运行了我们的降维算法，并且和LargeVis的算法结果进行比较。所有时间都为CPU时间，现实时间根据CPU核数除以4或者8。

### 2.1 MNIST Data

手写数字图片集合，包括784维 70000个数据点。

Table 1: MNIST Data

	kNN构造时间	kNN准确度	优化时间
Ours	237s	100%	1811s
LargeVis	559s	99.98%	1848s

## 2.2 Twitter Data

Twitter数据是由word2vec进行训练的词向量数据，包括1193514个200维向量。

Table 2: MNIST Data

	kNN构造时间	kNN准确度	优化时间
Ours	2183s	63.3%(100%)	19662s
LargeVis	8620s	97.94%	18631s

## 2.3 Discussion

可以看到kNN的计算确实有一定的加速效果，虽然没有达到数量级的加倍。这个结果还需要和EFANNA论文中进行比较验证。另外我们发现，更多的时间消耗在把kNN投影到二维上面来，我们需要对这一步进行优化。目前有一个想法是，类似于word2vec的想法，我们只考虑在kNN上面的距离，忽略在原始高维空间中的距离计算（如，文档中单词就没有原始的欧氏距离），两点是否接近只根据它们是否出现在各自的kNN中来判断（kNN类比于word2vec的上下文），这样可以减少时间复杂度中的一项D，即空间维度数。

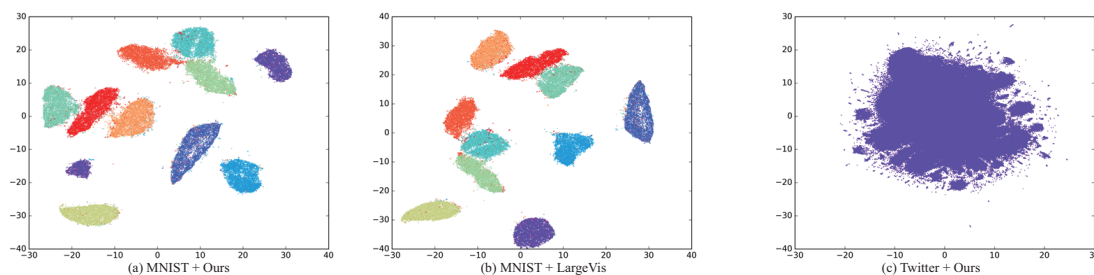


Figure 1: 高维向量投影结果

## 3 综述框架

- Introduction
- Deep Learning Model

- Understanding Deep Learning with Visualization
  - (各种神经网络结构的可视化, CNN RNN LSTM)
- Application Domain
  - Neural Network (Training and Evaluating)
  - Text Analysis
  - Image and Language (图片视频标注)
  - Social Network
  - Video Monitoring and Analysis (Object Tracking)
- Research Challenges
- Conclusion

## 4 Paper Reading

### 4.1 struc2vec: Learning Node Representations from Structural Identity

struc2vec利用了词嵌入的方法学习了节点在网络中的结构属性（图2）。不同于以前的工作（采用随机游走方法在初始网络中产生单词序列），本文根据结构相似度，重新生成了一个网络，网络的边的权重由相似度构成。然后在新生成的网络中生成文档，进而学习网络节点的结构相似性。这和以前的文章不同的地方是作者重新生成了一个相似度网络，然后进行词嵌入，避免了之前工作中相近的节点比较相似，较远节点基本不相似的问题。我的想法是能否根据我们构造的knn graph用word2vec对高维向量进行投影。

### 4.2 A Location-Sentiment-Aware Recommender System for Both Home-Town and Out-of-Town Users

本文利用了类似于主题模型的概率图模型对用户想要去的地点进行推荐。用户对于想去的地方有多重考虑：1) 符合自身兴趣；2) 比较多的正面评价；3) 路程不会太远。我认为location2vec可以建立于某种任务，比如推荐，这样的话会有一个明确的目标和任务。

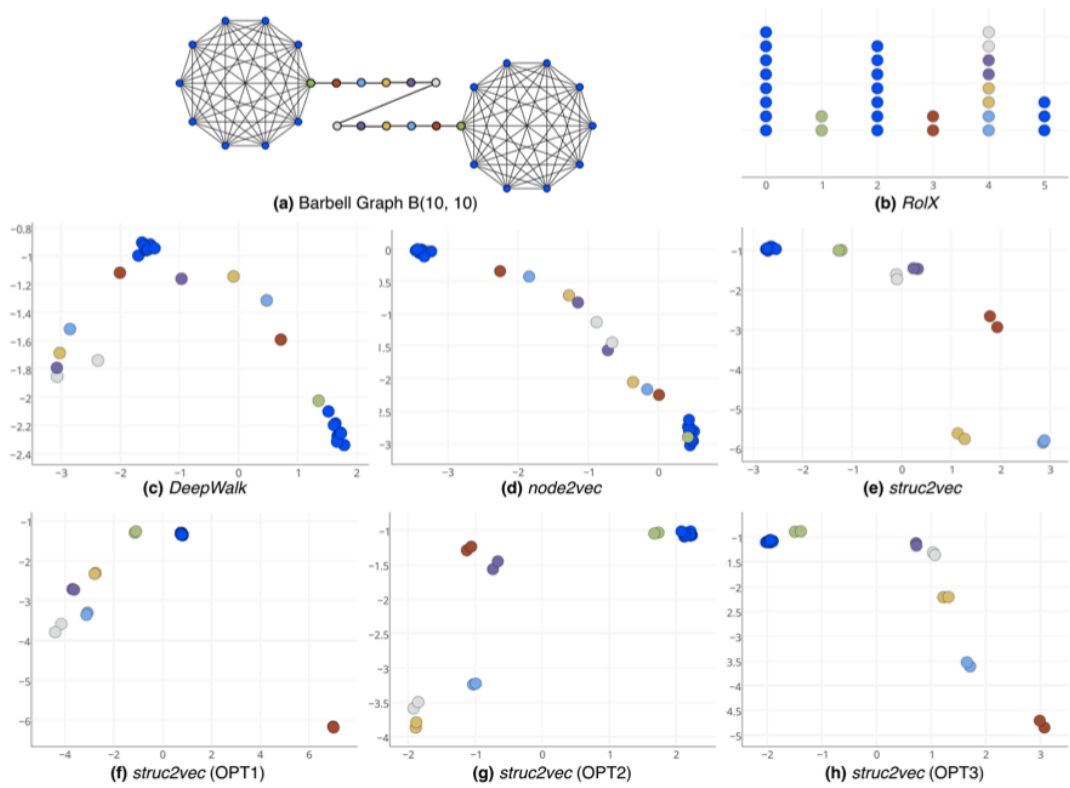


Figure 2:

### 4.3 Customer Lifetime Value Prediction Using Embeddings

本文的预测模型采用了两部分特征：1) 人工设计特征，如购买记录，网页浏览记录等；2) 由词嵌入方法形成的特征。对于每个产品的用户浏览记录图3)，作者学习了每个用户的一个向量表达，再结合人工设计的特征构成一个混合模型。

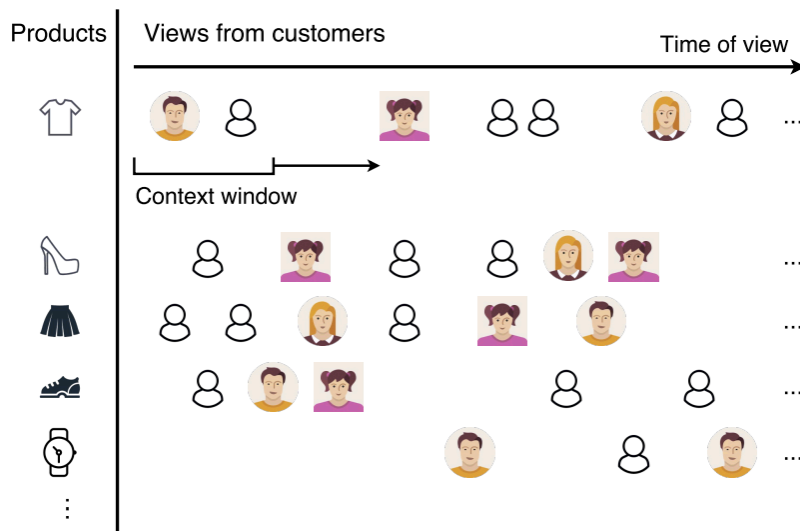


Figure 3:

### 4.4 Classifying NBA Offensive Plays Using Neural Networks

本文通过对轨迹的学习用于预测球员的行为，作者首先将轨迹片段转换为图片，然后利用RNN对于图片进行预测(图3)。

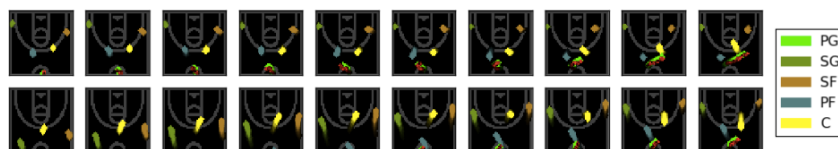


Figure 4: